

# Статистическая модель формы печени человека

Р.Н. Косарев<sup>1</sup>, К.В. Быченков<sup>1</sup>, А.В. Колсанов<sup>2</sup>, С.С. Чаплыгин<sup>2</sup>

kosarev@smedx.com | bychenkov@smedx.com | avkolsanov@mail.ru | chaplyginss@mail.ru

<sup>1</sup>Медэкс, Самара, Россия;

<sup>2</sup>Самарский Государственный Медицинский Университет, Самара, Россия

*В работе описаны этапы построения статистической модели формы печени человека в рамках метода главных компонент с использованием библиотеки с открытым кодом Statismo. В качестве входных данных мы использовали двадцать примеров сегментаций печени аннотированные по КТ изображениям брюшной полости базы данных sliver07. Представлены количественные оценки качества и оценка обобщающей способности построенной статистической модели. Разработанный программный проект выложен в свободный доступ в виде библиотеки с открытым исходным кодом.*

**Ключевые слова:** статистические модели формы, активные модели, деформируемые модели, сегментация медицинских изображений.

## A statistical shape model for the human liver

R.N. Kosarev<sup>1</sup>, C.V. Bychenkov<sup>1</sup>, A.V. Kolsanov<sup>2</sup>, S.S. Chaplygin<sup>2</sup>

<sup>1</sup>SMedX, Samara, Russia;

<sup>2</sup>Samara State Medical University, Samara, Russia

*The paper presents the stages to build a statistical shape model for the human liver within the framework of principal components analysis with using open-source library Statismo. As input data we used twenty examples of liver segmentations annotated on CT images of abdominal of the database sliver07. The quantitative measures of quality and the generalization ability of the built statistical shape model are presented. The software project is available in free access as an open-source library.*

**Keywords:** statistical shape model, active models, deformable models, segmentation of medical images.

Статистические модели формы играют важную роль в задачах сегментации медицинских изображений [1] для построения трехмерных моделей органов человека за счет использования априорной информации об их геометрии, что в итоге позволяет обеспечить более быструю диагностику и планирование операций в задачах компьютеризированной хирургии.

### Входные данные

Для построения модели формы печени мы использовали базу данных конкурса алгоритмов сегментации печени sliver07 [2], который прошел в рамках семинара MICCAI 2007 (Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention) [3,4]. В базе данных sliver07 представлены двадцать примеров КТ изображений брюшной полости анонимных пациентов и соответствующие им аннотированные сегментации печени. КТ изображения были отобраны в различных клиниках и для каждого изображения врачами-радиологами последовательно, срез за срезом в аксиальной проекции, была отмечена область печени. Сегментация печени включает в себя ткани печени и все внутренние структуры, такие как кровеносная система, опухоли и т. д. На заключительном этапе все сегментации были обработаны медианным фильтром размером  $3 \times 3 \times 3$  и проверены одним экспертом [4]. Прежде чем приступить к построению статистической модели формы, необходимо построить поли-

гональные модели поверхностей целевых сегментаций базы данных sliver07. Сначала изображения с сегментациями были обработаны сглаживающим фильтром с гауссовским ядром. После чего, для построения полигональной модели поверхности, мы использовали метод марширующих кубов (marching cubes) с последующим сглаживанием полигональной модели по методу Лапласа (Laplacian smoothing) в рамках стандартного инструментария библиотеки VTK [5]. На Рис. 1 представлены срезы КТ изображения и полигональная модель поверхности сегментации печени.

Следует отметить, что статистическая модель формы описывает геометрию исследуемого объекта в пределах некоторой погрешности, поэтому при построении полигональных моделей поверхностей следует пренебречь полной детализацией целевых сегментаций и ограничиться какой-то разумной точностью, которую можно оценить методами кросс-валидации на заключительном этапе анализа качества построенной модели формы.

Для оценки точности соответствия построенной полигональной модели целевой сегментации мы использовали среднее, среднеквадратичное, 0.95-квантиль и максимальное значения расстояний, вычисленные по вершинам полигональной модели и карте расстояний целевой сегментации. В таблице 1 представлены минимальные, средние и максимальные значения указанных метрик.

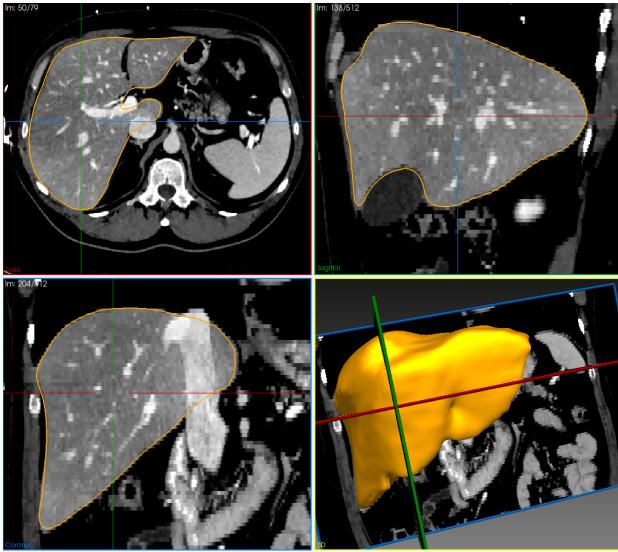


Рис. 1: Срезы КТ изображения и полигональная модель поверхности сегментации печени.

Таблица 1: Значения метрик соответствия полигональных моделей целевым сегментациям.

	$D_{\text{mean}}$	$D_{\text{RMS}}$	$D_{0.95}$	$D_{\text{max}}$
min	0.29	0.40	0.82	2.49
mean	0.37	0.52	1.07	3.52
max	0.46	0.63	1.27	4.46

## Построение статистической модели формы

В настоящей работе под формой мы будем понимать информацию о геометрии объекта, инвариантную к определенному классу преобразований. В тоже время, полигональные модели, соответствующие целевым сегментациям, мы также будем называть формами для краткости.

Для построения статистической модели формы печени мы использовали метод главных компонент, реализованный в библиотеке с открытым исходным кодом Statismo [6, 7]. В рамках этой методологии форма рассматривается как гауссовский процесс  $S \sim \mathcal{N}(v_{\text{mean}}, \Sigma)$  и любая новая форма  $S$  выражается как линейная комбинация среднего значения  $v_{\text{mean}}$  и собственных векторов  $v_i$  матрицы ковариации  $\Sigma$

$$S = v_{\text{mean}} + \sum_{i=1}^M \alpha_i v_i, \quad \alpha_i \sim \mathcal{N}(0, 1) \quad (1)$$

## Совмещение форм

Формы, соответствующие конкретным медицинским изображениям, имеют произвольную ориентацию и положение в пространстве. Поэтому весь набор исходных форм  $S_1, S_2, \dots, S_N$  необходимо

привести к общей системе координат в рамках некоторого преобразования  $\mathcal{U}$ . Такой класс преобразований должен определяться физической природой исследуемого объекта и в самом общем случае можно ограничиться только преобразованиями трансляции и поворота. В настоящей работе мы считаем, что для приведения к единой системе координат различных форм допустимо использовать преобразование подобия

$$u(x) = kOx + T, \quad x \in \mathbb{R}^3 \quad (2)$$

где  $k$  — коэффициент подобия,  $O$  — матрица поворота и  $T$  — вектор трансляции.

Задача приведения форм к единой системе координат заключается в определении такого преобразования  $u$ , которое минимизирует функционал

$$u = \arg \min_{u \in \mathcal{U}} D_{\text{RMS}}(u(S_i), d) \quad (3)$$

здесь  $d$  — некоторый потенциал и  $D_{\text{RMS}}$  — средне-квадратичное значение

$$D_{\text{RMS}}(S_i, d) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n d^2(x_k) \quad (4)$$

где  $x_k$  — координаты вершин формы  $S_i$  и  $d(x_k)$  — значение потенциала в точке  $x_k$ .

В качестве потенциала  $d$  можно использовать карту расстояний, соответствующую какой-либо конкретной форме. В этом случае статистическая модель формы печени окажется смещенной к выбранному экземпляру. Чтобы этого избежать, формы были приведены к единой системе координат в три этапа [8]. На первом этапе мы совместили формы только с учетом трансляции, на втором — трансляции и поворота, на третьем — трансляции, поворота и масштабирования. После каждой итерации потенциал  $d$  вычислялся как среднее значение карт расстояний всех форм набора.

## Определение соответствия между формами

Совмещенные на предыдущем этапе формы содержат разное число вершин, ребер и граней. Чтобы иметь возможность проводить вычисления с формами как с обычными векторами из одного векторного пространства, необходимо привести формы к единому виду. Математически, эту задачу можно сформулировать как задачу построения соответствия между формами или, что тоже самое, как задачу оптимизации

$$\tilde{f} = \arg \min_{f \in \mathcal{F}} D_{\text{RMS}}(f(S_{\text{ref}}), d(S_{\text{tar}})) + \gamma R(f) \quad (5)$$

Таблица 2: Значения точности соответствия эталонной формы остальными формам набора.

	$D_{\text{mean}}$	$D_{\text{RMS}}$	$D_{0.95}$	$D_{\text{max}}$
min	0.10	0.13	0.29	0.84
mean	0.78	1.15	2.42	7.47
max	1.03	1.53	3.30	12.84

здесь  $d(S_{\text{tar}})$  — карта расстояний целевой формы  $S_{\text{tar}}$ ,  $S_{\text{ref}}$  — эталонная форма, к которой применяется преобразование  $f$  из класса допустимых деформаций  $\mathcal{F}$ ,  $R(f)$  — регуляризующий член и  $\gamma$  — параметр регуляризации.

Следуя работе [9], определим класс допустимых преобразований  $\mathcal{F}$  как гауссовский процесс

$$f(S_{\text{ref}}) \sim \mathcal{N}(S_{\text{ref}}, \Sigma), \quad f \in \mathcal{F} \quad (6)$$

где  $\mathbb{E}[f] = S_{\text{ref}}$  и  $\text{cov}[f] = \Sigma$ . Элементы матрицы ковариации  $\Sigma$ , соответствующие вершинам  $x_i, x_k \in S_{\text{ref}}$ , зададим ядром следующего вида

$$k(x_i, x_k) = s I_3 \exp\left(-\frac{\|x_i - x_k\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (7)$$

где  $I_3$  — единичная матрица  $3 \times 3$ ,  $s$  — коэффициент масштабирования и  $\sigma$  определяет диапазон расстояний, в пределах которых деформации формы будут коррелировать. В настоящей работе мы использовали значения  $s = 100$ ,  $\sigma = 30$  и  $\gamma = 0.1$ . В итоге, преобразование  $f$  формы  $S_{\text{ref}}$  параметризуется следующим образом

$$f(S_{\text{ref}}) = S_{\text{ref}} + \sum_{i=1}^n \alpha_i \varphi_i, \quad \alpha_i \in \mathcal{N}(0, 1) \quad (8)$$

Для оценки точности соответствия деформированной формы  $f(S_{\text{ref}})$  остальным формам набора мы использовали среднее, среднеквадратичное, 0.95-квантиль и максимальные значения. В таблице 2 представлены минимальные, средние и максимальные значения указанных метрик в мм.

## Построение модели

В рамках метода главных компонент [6] статистическая модель формы определяется как линейная комбинация средней формы  $v_{\text{mean}}$  и собственных векторов  $v_i$  ковариационной матрицы  $\Sigma(S)$

$$S = v_{\text{mean}} + \sum_{i=1}^M \alpha_i v_i, \quad \alpha_i \sim \mathcal{N}(0, 1) \quad (9)$$

здесь  $v_{\text{mean}}$  — средняя форма

$$v_{\text{mean}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S_i \quad (10)$$

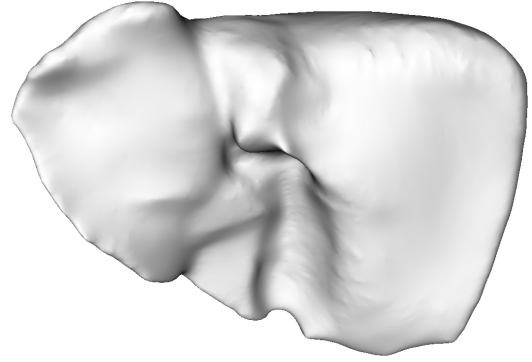


Рис. 2: Средняя форма модели формы печени.

Число компонент  $M$  определяет число степеней свободы модели. Каждый новый экземпляр формы в рамках модели (9) определяется набором значений  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_M$ .

## Результаты

Для построения статистической модели формы печени мы разработали и выложили в свободный доступ проект с открытым исходным кодом [8]. Этот проект вместе с пошаговой инструкцией содержит дополнительные классы, которые расширяют функциональность Statismo и делают возможным построение статистической модели формы шаг за шагом, начиная с обработки сегментированных изображений.

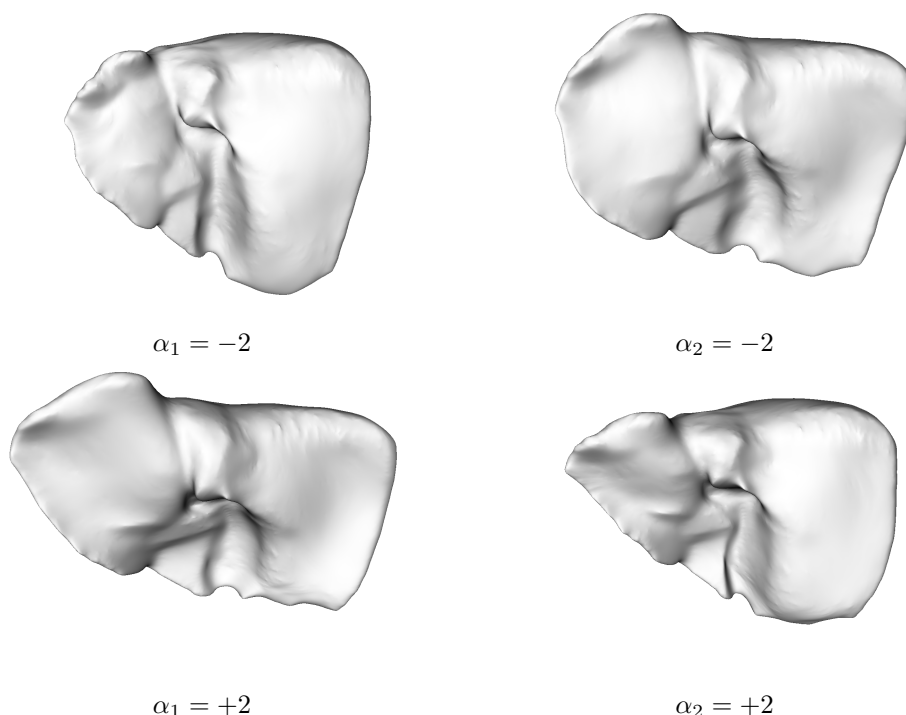
На Рис. 2 представлена средняя форма  $v_{\text{mean}}$  построенной модели печени. На Рис. 3 представлены формы печени, соответствующие первым двум компонентам. В левом столбце представлены сумма средней формы  $v_{\text{mean}}$  и первой компоненты при  $\alpha_1 = \pm 2$ . В правом столбце — сумма средней формы  $v_{\text{mean}}$  и второй компоненты при  $\alpha_2 = \pm 2$ .

Как правило, для оценки качества статистической модели формы принято использовать следующие метрики: компактность, специфичность и обобщающая способность модели [10, 11]. Ниже мы приведем значения для компактности и обобщающей способности построенной модели.

## Компактность модели

В общем смысле компактность модели характеризует способность модели описать вариативность экземпляров формы при заданном числе параметров (степеней свободы). Рассмотрим кумулятивную сумму собственных значений  $\lambda_i$  ковариационной матрицы выбранных в порядке убывания

$$C(M) = \sum_{i=1}^M \lambda_i \quad (11)$$

Рис. 3: Формы печени при  $\alpha_1, \alpha_2 = \pm 2$ 

В рамках метода главных компонент компактность модели характеризует каким числом компонент может быть описана указанная вариативность в терминах доли дисперсии.

На Рис. 4 представлен график кумулятивной суммы собственных значений. Первые пять компонент описывают 73.3% дисперсии, первые десять — 90.7% и первые пятнадцать — 97.7%. На Рис. 5 представлен спектр собственных значений. Первая компонента описывает 28.1%, вторая — 14.5% и третья — 11.3% дисперсии.

### Оценка обобщающей способности

Обобщающая способность статистической модели формы характеризует способность модели воспроизводить такие экземпляры формы, которые изначально не были включены в обучающий набор. Для оценки обобщающей способности мы использовали метод кросс-валидации (leave-one-out cross-validation test). Мы по очереди исключали каждый экземпляр из обучающего набора, по оставшейся выборке строили модель и оценивали с какой точностью данная модель воспроизводит исключенный экземпляр. В качестве метрик подобия двух форм мы использовали среднее, среднеквадратичное, 0.95-квантиль и максимальное расстояние между вершинами форм. В таблице 3 представлены минимальные, средние и максимальные значения указанных метрик.

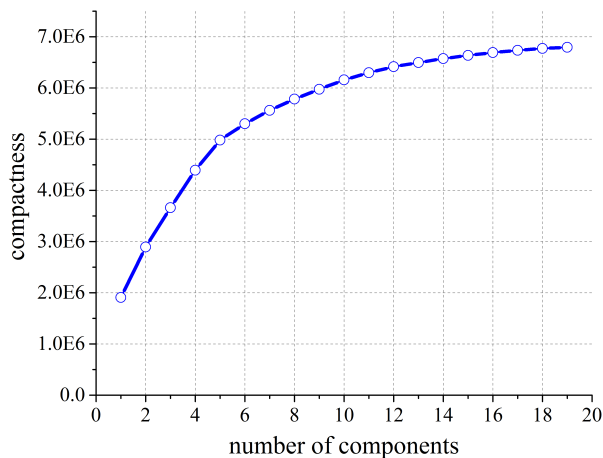


Рис. 4: Кумулятивная сумма собственных значений.

Таблица 3: Численные значения метрик, вычисленные в результате экспериментов кросс-валидации.

	$D_{\text{mean}}$	$D_{\text{RMS}}$	$D_{0.95}$	$D_{\text{max}}$
min	2.65	3.01	5.39	7.91
mean	4.14	4.74	8.60	12.30
max	6.14	6.91	12.49	18.71

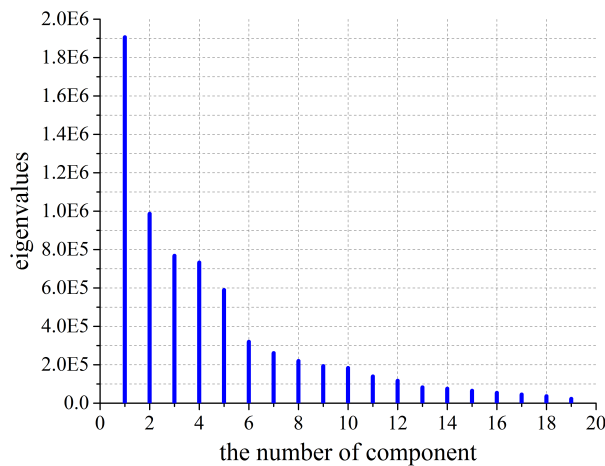


Рис. 5: Спектр собственных значений.

Обобщающая способность статистической модели формы определяется следующим образом

$$G = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N D_{\text{RMS}}(S_i, S'_i) \quad (12)$$

где  $S_i$  — исключенный экземпляр и  $S'_i$  — форма построенная по оставшейся выборке. Для обобщающей способности статистической модели формы печени мы получили значение  $G = 4.74$  мм.

## Заключение

В работе описана методология построения статистической модели формы печени человека в рамках метода главных компонент с использованием библиотеки с открытым исходным кодом Statismo. Построенная модель с достаточной точностью описывает анатомические особенности отдельных образцов формы печени человека. Оценка обобщающей способности модели проводилась методами кросс-валидации и равна  $G = 4.74$  мм, что позволяет использовать данную модель в практических задачах сегментации медицинских изображений.

К сожалению, существует довольно мало работ посвященных систематическому исследованию статистической модели формы печени человека и поэтому мы не можем представить полное сравнение с другими результатами. Например, в одной из первых работ [12] в качестве оценки обобщающей способности авторы использовали среднее расстояние и получили значение более 4 мм, при этом первые двенадцать компонент описывают 95% дисперсии. Несмотря на то, что эти результаты были получены на других данных, количественные оценки качества модели [12] в принципе согласуются с оценками, представленными в настоящей работе.

В дальнейшей работе мы планируем использовать дополнительную информацию о геометрии органа

в виде специальных меток соответствующих анатомическим особенностям исследуемого органа [11]. Представленная методология может быть использована для построения моделей форм других анатомических структур человека. В перспективе мы планируем построить статистические модели формы других органов брюшной полости (печень, почки, селезенка, поджелудочная железа и т. д.) на значительно большем числе примеров, порядка сотни, сегментаций базы данных СамГМУ.

## Литература

- [1] *Li S., Tavares J. (eds.). Shape Analysis in Medical Image Analysis. // Lecture Notes in Computational Vision and Biomechanics 14, Springer 2014.*
- [2] <http://sliver07.org> – Segmentation of the Liver 2007.
- [3] *Heimann T., Styner M., Ginneken B., et al. 3D Segmentation in the Clinic – A Grand Challenge. // In: MICCAI Workshop Proceedings (2007).*
- [4] *Heimann T., Ginneken B., Styner M., et al. Comparison and evaluation of methods for liver segmentation from CT datasets. // IEEE Transactions on Medical Imaging, Volume 28, Issue 8, pp 1251-1265 (2009).*
- [5] <http://www.vtk.org> – The Visualization Toolkit.
- [6] *Lüthi M., Rémi B., Albrecht T., et al. Statismo – A framework for PCA based statistical models. // Insight J 1:1-18 (2012)*
- [7] <https://github.com/statismo/statismo> – Statismo – Flexible Shape Modeling.
- [8] <https://github.com/sMedX/StatisticalShapeModeling> – Statistical Shape Modeling.
- [9] *Lüthi M., Jud C., Vetter T., A unified approach to shape model fitting and non-rigid registration. // In: Machine learning in medical imaging, no. 8184 in lecture notes in computer science, p. 66 (2013)*
- [10] *Davies R. Learning Shape: Optimal Models for Analysing Shape Variability. // PhD thesis, University of Manchester, Manchester, UK (2002)*
- [11] *Clogenson M, Duff JM, Luethi M, Levivier M, Meuli R, Baur C, Henein S. A statistical shape model of the human second cervical vertebra. // Int J CARS, Volume 10, Issue 7, pp 1097-1107 (2015).*
- [12] *Lamecker H., Lange T., Seebass M. A Statistical Shape Model for the Liver. // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention — MICCAI 2002 Volume 2489 of the series Lecture Notes in Computer Science, pp 421-427 (2002).*